基于云模型的 DSm 证据建模及雷达辐射源识别方法

郭　强*　何　友
(海军航空工程学院信息融合技术研究所　烟台　264001)

摘　要：为了提高雷达辐射源特征参数存在互相交叠和多个模式情况的雷达辐射源正确识别率，该文提出一种基于云模型的 DSm(Dezert-Smarandache)证据建模及雷达辐射源识别方法。该方法首先将存在互相交叠和多个模式的先验雷达辐射源特征参数进行基于云模型的 DSm 建模，然后将含有噪声的测量信号特征参数进行基于云模型的 DSm 隶属度赋值，再通过隶属度与基本信度赋值的关系求得 DSm 模型的基本信度赋值，最后通过 DSmT+PCR5 的方法将多传感器测量信号的同特征的基本信度赋值进行融合，再将各特征的融合结果进行 DSmT+PCR5 融合得到最终的识别结果，如果仅为单传感器测量信号的特征参数，则仅将不同特征参数的基本信度赋值进行 DSmT+PCR5 得到融合识别结果。最后通过多种情况下的仿真实验，验证了该文方法的优越性。

关键词：雷达辐射源识别；信息融合；云模型；基本信度赋值；Dezert-Smarandache 理论
中图分类号：TN95; TP391　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2015)08-1779-07
DOI: 10.11999/JEIT150053

DSm Evidence Modeling and Radar Emitter Fusion Recognition Method Based on Cloud Model

Guo Qiang　He You
(*Research Institute of Information Fusion*, *Naval Aeronautical and Astronautical University*, *Yantai* 264001, *China*)

Abstract: To improve the correct radar emitter recognition rate in cases that radar emitter characteristic parameters are overlapped with each other and existence of multiple modes, a DSm (Dezert-Smarandache) evidence modeling and radar emitter fusion recognition method based on cloud model is proposed. First, the radar emitter characteristic parameters which are overlapped and have multiple modes are modeled in DSm frame based on cloud model, then the degree of membership of unkonwn radar emitter signal belonging to prior radar types of each characteristic parameter is obtained by this model. Second, the basic belief assignments in DSm frame based on cloud model are obtained by the relationship between degree of membership and basic belief assignments. Thirdly, the basic belief assignments of the same characteristic parameters of multi-source unkown emitter signal are fused by DSmT+PCR5, then the fusion results of each characteristic parameters are fused to get the final recognition results. If there are only single-source unknown signal characteristic parameters, the basic belief assignments of each characteristic parameter are fused by DSmT+PCR5 to get the final recognition results. Finally, through the simulation experiments in multiple conditions, the superiority of the proposed method is testified well.

Key words: Radar emitter recognition; Information fusion; Cloud model; Basic belief assignments; Dezert-Smarandache theory

1　引言

在现代电子战中，雷达辐射源信号识别是电子情报侦察系统(ELINT)和电子支援系统(ESM)重要功能之一[1]。随着电子技术的飞速发展，雷达信号的体制和调制样式变得越来越多样化，信号环境也日趋复杂，不同种类的雷达辐射源的特征参数之间经常存在相互交叠的部分，使得常规的识别方法和理论很难适应实际需要，因此研究新的雷达辐射源信号识别方法，使其在复杂电磁环境下仍能保持较高的正确识别率具有重要的军事价值[1−9]。

现有的雷达辐射源模式识别方法，大多是建立在处理测量的雷达辐射源特征信号的模糊性和不确定性的基础上[9]，通过多个特征参数求得待测信号隶属于某一个雷达类的隶属度，然后通过加权的方法对其进行综合，最后通过取最大值或设定门限的方法确定待测信号属于哪一种雷达类。然而这些方法均未考虑雷达辐射源特征参数存在互相交叠或多个

2015-01-09 收到，2015-03-25 改回，2015-06-09网络优先出版
国家自然科学基金(61102166，61471379)和山东省优秀中青年科学家科研奖励基金(BS2013DX003)资助课题
*通信作者：郭强　gq19860209@163.com

工作模式的情况。如何根据获得的证据信息构造合适的基本信任分配即证据建模是应用证据理论的前提，文献[10]依据信息的抽象层次，将现有的证据建模方法分为基于特征信息和基于决策信息的建模方法，并分别对其进行了总结分析。

本文针对雷达辐射源特征参数的实际情况，提出一种基于云模型的 DSm(Dezert-Smarandache)证据建模及雷达辐射源识别方法。如果仅有单个传感器侦察到目标雷达辐射源的单个测量信号，该方法首先将测量信号提取得到的每个特征参数分别基于云模型的 DSm 求得该测量信号隶属于各雷达类的模糊隶属度，并将模糊隶属度转换为各雷达类的基本信度赋值，然后通过 DSmT+PCR5 融合得到识别结果；如果多个传感器侦察到同目标的多个测量信号，则首先融合不同传感器得到的多个测量信号的相同特征参数形成的证据得到初步融合结果，再对初步融合结果进行 DSmT+PCR5 融合得到最终的融合结果。仿真实验证明，本文方法可以有效提高雷达辐射源识别正确率。

2 DSmT 及云模型

2.1 DSm 模型

考虑问题框架为 $\Theta=\{\theta_1,\theta_2,\theta_3\}$，假设超幂集空间中所有交多子焦元均非空，则该模型为自由 DSm 模型[11]，其维恩图如图 1 所示。图中的数字 i 代表该部分仅属于 θ_i，数字 ij 代表该部分仅属于 $\theta_i\cap\theta_j$，数字 ijk 代表该部分仅属于 $\theta_i\cap\theta_j\cap\theta_k$。假设如图 1 所示的问题框架，若 $\theta_1\cap\theta_3=\varnothing$，则混合 DSm 模型的维恩图如图 2 所示。

2.2 DSmT+PCR5 融合规则

当 $k=2$时，$\forall x\in D^{\Theta}\setminus\{\varnothing\}$,

$$m_{\mathrm{PCR5}}[x]=m_{12}(x)+\sum_{\substack{y\in D^{\Theta}/x\\ x\cap y=\varnothing}}\left[\frac{m_1(x)^2m_2(y)}{m_1(x)+m_2(y)}+\frac{m_2(x)^2m_1(y)}{m_2(x)+m_1(y)}\right] \tag{1}$$

其中，卷入所有的元素都是规范形式，$m_{12}(x)$ 对应两个证据源合取一致的组合结果。多证据源融合的相关公式请参考文献[11]。

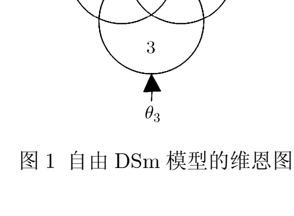

图 1 自由 DSm 模型的维恩图

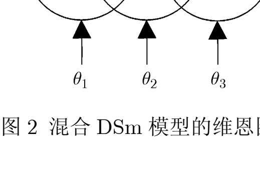

图 2 混合 DSm 模型的维恩图

2.3 云模型

云模型通过期望 Ex，熵 En 和超熵 He 表征一个概念，Ex 反映了云滴群的重心位置，En 反映了在论域空间中可被这个定性概念接受的范围，即模糊度；He 反映了在论域空间中代表该语言值的所有点的不确定度的凝聚性，即云滴的凝聚[12,13]。正向云发生器算法如下：

(1)生成以 En 为期望值，He^2 为方差的一个正态随机数，$\mathrm{En}_i'=\mathrm{NORM}(\mathrm{En},\mathrm{He}^2)$；

(2)代入 $x_i=x_0$，计算确定度

$$\mu_i=\exp\left(\frac{-(x_0-\mathrm{Ex})^2}{2\left(\mathrm{En}_i'\right)}\right) \tag{2}$$

3 基于云模型的 DSm 证据建模及雷达辐射源融合识别方法

3.1 基于云模型的DSm证据建模及雷达辐射源融合识别流程

融合识别方法首先判断是否有多传感器侦察到的多个测量雷达辐射源测量信号的特征参数，如果有，则将各个测量信号的各特征参数分别运用 3.2 节的基于云模型的 DSm 隶属度算法分别求得隶属度，运用 3.3 节的方法将各个隶属度转化为基本信度赋值，将不同测量信号的相同特征参数的证据进行基于 DSmT+PCR5 融合得到初步融合结果，再将初步融合结果进行基于 DSmT+PCR5 融合得到识别结果；而如果判断仅有单传感器侦察到的目标雷达辐射源测量信号的特征参数，则将各特征参数分别求得基于云模型的 DSm 隶属度，然后将求得的隶属度转化为基本信度赋值，再直接将对由各特征参数形成的证据进行 DSmT+PCR5 融合得到识别结果。基于云模型的 DSm 证据建模及雷达辐射源融合识别流程如图 3 所示。

3.2 基于云模型的DSm雷达辐射源特征参数隶属度求取算法

假设雷达辐射源先验数据库中有 5 个雷达类，分别为 $R_1,R_2,\cdots,R_5$，各雷达类的参数为载频 RF，重频 PRI，脉宽 PW，每个雷达类每一种特征参数均有可能存在着相互交叠的情况，而且某个雷达类的载频 RF 还有多个工作模式，即一个雷达类可能会有多个不连续的区间 RF 参数。具体参数如表 1 所示。

每个雷达类的辐射源特征参数的区间值可以近似看作满足均匀分布或高斯分布的随机变量，假设表 1 中脉宽 PW 各区间值近似满足均匀分布，而载频 RF，重频 PRI 均近似满足高斯分布。而在实际

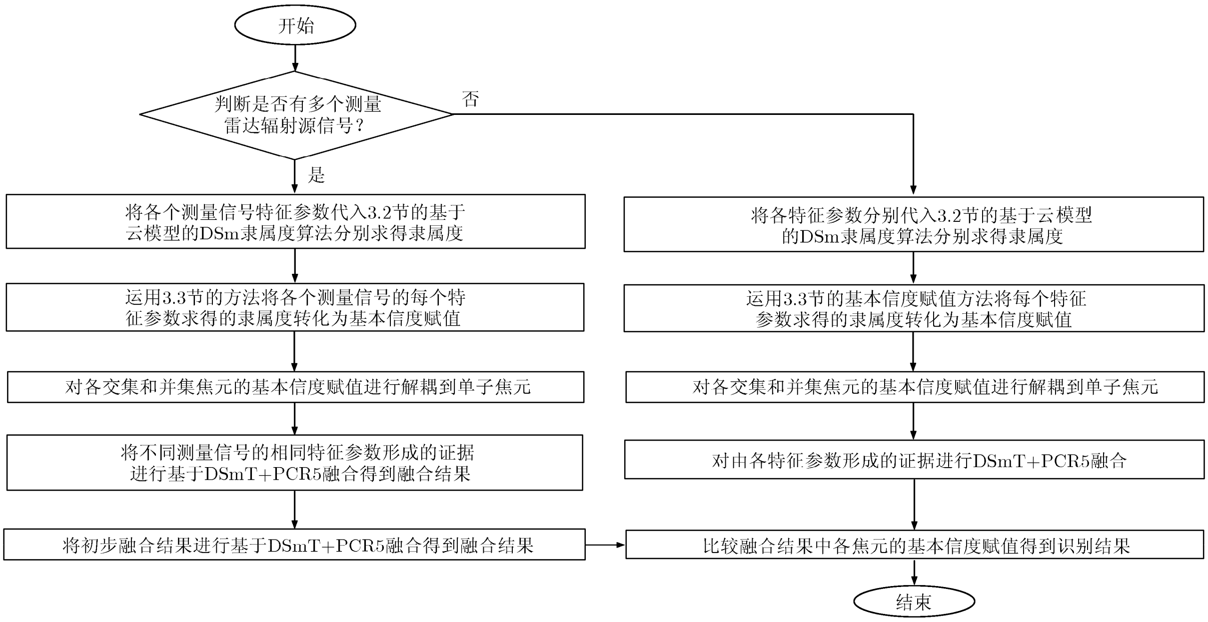

图 3 基于云模型的 DSm 证据建模及雷达辐射源融合识别流程

表 1　存在参数互相交叠和变频信号情况的雷达辐射源先验数据库

雷达类	载频 RF(MHz)	重频 PRI(μs)	脉宽 PW(μs)
R_1	[4940,5060],[5240,5360], [5540,5660]	[3680,3750]	[0.7,1.2]
R_2	[5000,5220]	[3630,3700]	[0.2,0.5]
R_3	[5200,5420]	[3580,3650]	[0.4,0.7]
R_4	[5400,5520], [5600,5630]	[3730,3800]	[0.5,0.9]
R_5	[5500,5620]	[3490,3600]	[1.0,1.4]

应用中存在多种独立噪声，假设经过多种信号特征提取方法后，各种噪声对提取的特征参数的影响都是足够小或是不占优的，则由中心极限定理可知，提取的雷达辐射源信号特征参数可以近似地看作服从高斯分布。

从表 1 中可以看出，各雷达类的每一种特征参数都存在相互交叠的部分，当测量信号的特征参数处于交集部分时，只对雷达类进行隶属度建模，会带来很大的不确定性，致使识别正确率降低。DSm 模型是建立在承认框架中各命题交集存在的超幂集空间的基础上，可以对命题的交集进行有效的建模和处理，故本文将云模型与 DSm 模型相结合应用于雷达辐射源测量信号模糊隶属度建模中，对各雷达类的辐射源特征参数相交叠的部分同样进行隶属度建模，特征参数的交集部分如表 2 所示。

设定测量雷达辐射源信号特征参数隶属于 DSm 模型下各雷达类以及其交集的隶属度服从期望为先验特征参数区间值的均值，熵为 k 倍的先验区间值的标准差，k 的大小反映了预估噪声误差的离散程度，超熵为 l 倍的先验区间值的标准差的云模型分布，l 的大小反映了概念的随机性，k 和 l 的选取依据专家经验值或从先验大样本数据进行训练得到；若某种雷达类辐射源信号特征参数为多个模式下的不连续的区间值，则其隶属度服从各个区间值上的云模型分布。

假设每个雷达类特征参数区间值及其交集的期望值为 Ex，标准差为 En，本文定义从测量雷达辐射源特征参数的定量的数据求取隶属于 DSm 模型下各雷达类和雷达类交集的隶属度赋值算法如下：

(1)生成以 $k\times\mathrm{En}$ 为期望值，$(l\times\mathrm{En})^2$ 为方差的一个正态随机数，$\mathrm{En}_i' = \mathrm{NORM}(k\times\mathrm{En},(l\times\mathrm{En})^2)$；

(2)代入测量特征参数 $x_i = x_0$，计算其隶属于某一雷达类或雷达类交集的隶属度为

$$\mu_i = \exp\left(\frac{-\left(x_0-\mathrm{Ex}\right)^2}{2\left(\mathrm{En}_i'\right)}\right) \tag{3}$$

表 2 特征参数相交叠的部分

雷达类交集	载频 RF(MHz)	重频 PRI(μs)	脉宽 PW(μs)
$R_1 \cap R_2$	[5000,5060]	[3680,3700]	
$R_2 \cap R_3$	[5200,5220]	[3630,3650]	[0.4,0.5]
$R_1 \cap R_3$	[5240,5360]		
$R_3 \cap R_4$	[5400,5420]		[0.5,0.7]
$R_4 \cap R_5$	[5500,5520]		
$R_1 \cap R_5$	[5540,5620]		[1.0,1.2]
$R_1 \cap R_4$	[5630,5640]	[3730,3750]	[0.7,0.9]
$R_1 \cap R_4 \cap R_5$	[5600,5620]		
$R_3 \cap R_5$		[3580,3600]	

3.3 雷达辐射源测量信号基本信度赋值转换方法

设(Ω, f, P)是一个概率空间，(Θ, β_Θ)是一个可测空间，而$X:\Omega \to 2^\Theta$是随机集，由随机集的条件概率测度得出基本信度赋值的一种随机集概率表示方法[14,15]

$$m(A) = P\left(\omega \in \Omega : X(\omega) = A \mid X(\omega) \neq \varnothing\right) = \frac{P\left(\omega \in \Omega : X(\omega) = A\right)}{P\left(\omega \in \Omega : X(\omega) \neq \varnothing\right)} \tag{4}$$

由随机集隶属度函数的定义$\mu_X(\theta)=P(\omega \in \Omega: \theta \in X(\omega))$可知，当$\forall A \in 2^\Theta, \theta \in A, X^{-1}(A) \neq \varnothing$，且$A$包含$\theta$所在的集合中的所有焦元，则$\mu_X(\theta) = P(\omega \in \Omega : X(\omega) = A)$，代入式(4)得

$$m(A) = \frac{P(\omega \in \Omega : X(\omega) = A)}{P(\omega \in \Omega : X(\omega) \neq \varnothing)} = \frac{\mu_{X(\omega)=A}(\theta)}{\sum\limits_{X(\omega)\neq\varnothing} \mu_X(\theta)} \tag{5}$$

由模糊集合的并集和补集的隶属度关系[15]，设A和B是辨识框架Θ上的两个模糊集合，规定并集$A \cup B$和补集A^c，并且对于Θ的每一个元素θ，都有

$$\mu_{A\cup B} = \mu_A(\theta) \vee \mu_B(\theta) = \max\left\{\mu_A(\theta), \mu_B(\theta)\right\} \tag{6}$$

$$\mu_{A^c} = 1 - \mu_A(\theta) \tag{7}$$

可知，如果已知测量得到的雷达辐射源信号特征参数θ隶属于各类和各类交集的隶属度函数$\mu_1(\theta), \mu_2(\theta), \cdots, \mu_n(\theta)$，则其并集的隶属度函数即为取其中的最大值$\max\{\mu_1(\theta), \mu_2(\theta), \cdots, \mu_n(\theta)\}$，而其补集的隶属度即可按式(7)求出，定义集合中各焦元的并集的补集的隶属度为集值映射的不确定性，即映射为整个论域Θ的隶属度，代入式(5)即可将隶属度函数转化为基于云模型的 DSm 的基本信度赋值公式

$$m(i) = \frac{\mu_i(\theta)}{\mu_1(\theta) + \mu_2(\theta) + \cdots + \mu_n(\theta) + 1 - \max\{\mu_1(\theta), \mu_2(\theta), \cdots, \mu_n(\theta)\}} \tag{8}$$

$$m(\Theta) = \frac{1 - \max\{\mu_1(\theta), \mu_2(\theta), \cdots, \mu_n(\theta)\}}{\mu_1(\theta) + \mu_2(\theta) + \cdots + \mu_n(\theta) + 1 - \max\{\mu_1(\theta), \mu_2(\theta), \cdots, \mu_n(\theta)\}} \tag{9}$$

其中，$i \in D^\Theta$为雷达类的 DSm 模型下的超幂集空间的交集焦元或单焦元，$\mu_i(\theta)$为求得的该特征参数对雷达类的 DSm 模型下的超幂集空间各焦元的隶属度函数。为了简化计算，将$m(\Theta)$等分到各单子焦元中，并将交多子焦元的基本信度赋值，采取文献[16]的方法进行解耦，解耦公式为

$$m(i) = m(i) + \frac{1}{n} m(\Theta) + \sum_{\theta \in P^C} \frac{m(i)m(\theta)}{\sum\limits_{\theta_c \supseteq i, j \in \theta_c} m(j)} \tag{10}$$

其中，P^C为通过本文的基本信度赋值方法产生的所有交多子焦元。

4 仿真实验

假设雷达辐射源先验数据库如表 1 所示，提取信号的各个特征参数仅存在随机的高斯白噪声。分别对单传感器侦察得到目标的雷达辐射源信号和多传感器得到的信号在不同的噪声环境下进行蒙特卡洛仿真实验(所有仿真实验是通过 Pentimu(R) Dual-Core CPU E5300 2.6 GHz 2.59 GHz 1.99 GB 内存的计算机进行 Matlab 仿真实现的)。

4.1 单传感器雷达辐射源信号融合识别仿真实验

分别选取各类各模式的雷达辐射源测量信号各进行 1000 次蒙特卡洛仿真实验，分别用本文方法、文献[9]方法、以及基于云模型的 DS 证据建模(参数k、l取值同本文方法，但未对交集进行建模)融合识别方法(DS 云模型方法)得到识别结果如表 3 所示。测量信号的构造方法为：针对各类各模式的雷达辐射源信号样本库，随机选取某类某模式的雷达辐射源真实信号，并在该真实信号的各特征参数上分别

叠加随机高斯白噪声，随机高斯白噪声的标准差与真实信号特征参数的标准差从1%到300%以2.5%递加(本文方法参数k选取为4，载频和重频的l为0.05，脉宽的 l 为 0.03)。由于篇幅有限，给出图 4 即第 1 类雷达类第 1 个模式下的测量信号识别正确率对比图供读者仿真验证。

4.2 多传感器雷达辐射源信号融合识别仿真实验

本节进行多传感器信号融合识别仿真实验，随机选取各类各模式下的真实信号，对真实信号各特征参数叠加标准差为真实信号特征参数的标准差 3 倍的随机高斯白噪声得到测量信号，分别进行 1000 次蒙特卡洛仿真实验，并利用本文方法分别进行单传感器多属性融合(单传感器 1 多属性融合，单传感器 2 多属性融合)和多传感器多属性融合得到雷达辐射源信号识别结果，两个单传感器和多传感器融合的平均识别正确率对比如表 4 所示。

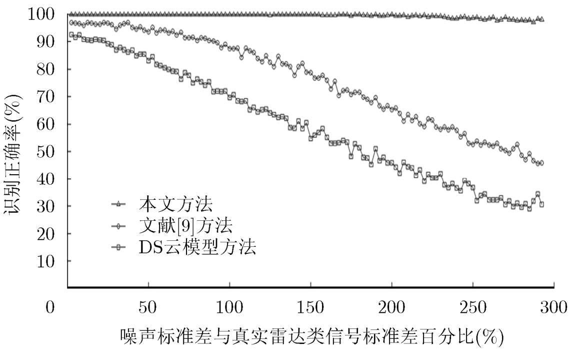

图 4 第 1 类雷达类第 1 个模式下的测量信号识别正确率对比图

表 3 单传感器识别方法的平均识别实验结果对比

序号	测量信号的各种情况	实验结果	本文方法	文献[9]方法	DS 云模型方法
1	测量信号为第 1 类雷达类第 1 个模式下的随机信号	平均识别正确率(%)	99.56	75.90	59.34
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	5.4684	2.0625	4.5609
2	测量信号为第 1 类雷达类第 2 个模式下的随机信号	平均识别正确率(%)	99.01	62.48	42.96
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	6.1367	2.5048	5.6901
3	测量信号为第 1 类雷达类第 3 个模式下的随机信号	平均识别正确率(%)	95.66	63.27	42.13
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	5.8694	2.1702	5.2377
4	测量信号为第 2 类雷达类的随机信号	平均识别正确率(%)	74.87	73.63	74.74
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	6.3009	2.3767	5.3632
5	测量信号为第 3 类雷达类的随机信号	平均识别正确率(%)	90.61	64.87	58.43
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	6.0985	2.4291	5.1517
6	测量信号为第 4 类雷达类第 1 个模式下的随机信号	平均识别正确率(%)	89.30	72.88	52.19
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	5.8608	2.1912	5.3922
7	测量信号为第 1 类雷达类第 2 个模式下的随机信号	平均识别正确率(%)	71.35	56.26	46.45
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	5.8357	2.1676	5.0681
8	测量信号为第 5 类雷达类的随机信号	平均识别正确率(%)	99.09	84.05	93.41
		平均识别时间($\times10^{-4}$ s)	5.8607	2.1592	5.3511

表 4 单传感器和多传感器融合的平均识别正确率对比(%)

序号	测量信号的各种情况	单传感器 1	单传感器 2	多传感器
1	第 1 类雷达类第 1 模式	97.61	97.61	99.01
2	第 1 类雷达类第 2 模式	94.71	94.73	95.85
3	第 1 类雷达类第 3 模式	83.57	83.55	90.54
4	第 2 类雷达类	43.37	43.35	48.59
5	第 3 类雷达类	62.42	62.46	64.87
6	第 4 类雷达类第 1 模式	64.86	64.96	72.25
7	第 4 类雷达类第 2 模式	46.18	46.08	43.52
8	第 4 类雷达类第 2 模式	61.42	61.38	70.61
9	第 5 类雷达类	96.21	96.23	99.39

这里需要注明的是，表 4 中第 8 行实验的实验条件与表 4 中其他实验的条件不同，该实验选取第 4 类雷达类第 2 模式下的真实信号，对真实信号各特征参数叠加标准差为真实信号特征参数的标准差 2 倍的随机高斯白噪声得到测量信号。同样由于篇幅有限，给出图 5 即第 1 类雷达类第 1 个模式下的测量信号识别正确率对比图供读者仿真验证。

4.3 实验结果分析

本文分别对表 1 中先验雷达数据库中的各雷达类各个模式下的测量信号进行仿真，并运用多种方法在不同噪声情况下进行了蒙特卡洛仿真试验，从实验结果对比分析可知：

(1)本文的单传感器融合识别方法除在第 2 类雷达类测量信号的识别实验中，识别正确率仅略高于文献[9]方法以及基于云模型的 DS 证据建模融合识别方法，对于其他各类各模式下的测量信号的识别正确率均明显优于其他方法，且优势会随着噪声标准差的增大而增加。

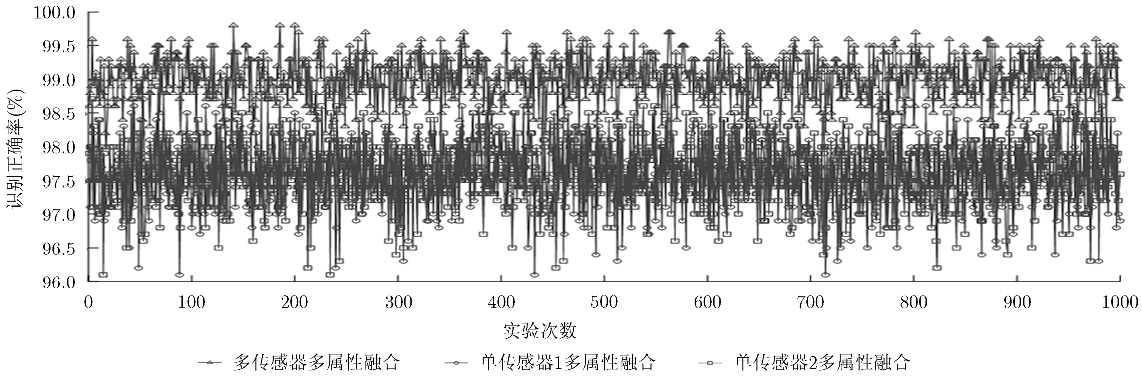

图 5 第 1 类雷达类第 1 模式下的测量信号识别正确率对比图

(2)本文的多传感器融合识别方法在测量信号噪声的标准差为真实值特征参数的标准差的 300%的情况下，除在第 4 类雷达类第 2 个模式下的测量信号的识别实验中，识别正确率略低于单传感器融合识别方法的正确率，其他各类各模式下的测量信号的识别正确率均明显优于单传感器融合识别方法。

(3)本文的多传感器融合识别方法在测量信号噪声的标准差为真实值特征参数的标准差的 200%的情况下，针对第 4 类雷达类第 2 个模式下的测量信号进行识别实验，结果如表 4 第 8 行，识别正确率明显优于单传感器融合识别方法，说明由于第 4 类雷达类第 2 个模式下的真实雷达辐射源信号参数对噪声敏感，在噪声误差标准差为 300%的情况下，由于测量信号的特征参数已经发生明显的畸变，导致了单传感器融合识别正确率极低，而由于融合识别方法的收敛性导致了多传感器的识别正确率更低，但当噪声误差标准差减少，虽然单传感器融合识别方法识别正确率仍较低，但本文的多传感器融合识别方法能够有效提高正确识别率。

(4) 本文的融合识别方法的计算量最高，略高于 DS 云模型融合识别方法，几乎 2 倍于文献[9]的识别方法，但由于对交多子焦元提前进行解耦，相比较之下本文的融合识别方法的计算量仍然是可以接受的。

5 结束语

本文针对雷达辐射源信号特征参数中存在互相交叠，且一种雷达类的辐射源可能存在多种模式的特征参数的情况，导致识别率低的问题，提出了一种基于云模型的 DSm 的证据建模及雷达辐射源融合识别方法，该方法首先针对含有噪声和信号交叠情况的测量雷达辐射源信号进行基于云模型的 DSm 隶属度赋值，然后通过随机集得到的隶属度函数与基本信度赋值的关系求得各雷达类的基本信度赋值，最后通过 DSmT+PCR5 方法进行多传感器雷达辐射源测量信号的同特征的融合识别，再将不同特征的融合结果进行 DSmT+PCR5 进行融合得到最终的融合结果，如果仅为单传感器测量信号则仅将不同特征的测量参数形成的证据进行 DSmT+PCR5 得到融合识别结果。针对具体数据，在各种实验情况下，与多种方法进行比较，本文方法在增加可以接受的计算量的前提下，融合识别正确率明显提高，尤其是在信号交叠复杂程度高的情况下，本文方法正确识别率极高，具有显著的理论研究意义和工程实践价值。接下来，作者会继续研究基于 DSmT+PCR5 的高效近似融合推理方法。

致谢 作者由衷感谢东南大学李新德教授及国防科技大学陈世友教授、刘海军、李贤博士与作者进行的非常有价值的讨论以及给予的帮助。

参考文献

[1] 刘海军, 柳征, 姜文利, 等. 基于联合参数建模的雷达辐射源识别方法[J]. 宇航学报, 2011, 32(1): 142–149.
Liu Hai-jun, Liu Zheng, Jiang Wen-li, *et al*.. A joint-parameter modeling based radar emitter identification method[J]. *Journal of Astronautics*, 2011, 32(1): 142–149.

[2] 徐璟, 何明浩, 冒燕, 等. 基于优化算法的雷达辐射源信号识别方法及性能[J]. 现代雷达, 2014, 36(10): 33–37.
Xu Jing, He Ming-hao, Mao Yan, *et al*.. Radar emitter recognition method based on optimization algorithm and performance[J]. *Modern Radar*, 2014, 36(10): 33–37.

[3] 杨承志, 吴宏超, 贾苹, 等. 基于云模型和支持向量机的辐射源识别算法[J]. 现代雷达, 2013, 35(10): 41–44.
Yang Cheng-zhi, Wu Hong-chao, Jia Ping, *et al*.. Approach based on cloud model and SVM for emitter identification[J]. *Modern Radar*, 2013, 35(10): 41–44.

[4] 史亚, 姬红兵, 朱明哲, 等. 多核融合框架下的雷达辐射源个体识别[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(10): 2484–2490.
Shi Ya, Ji Hong-bing, Zhu Ming-zhe, *et al*.. Specific radar emitter identification in multiple kernel fusion framework [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(10): 2484–2490.

[5] 刘凯, 王杰贵, 李俊武. 基于区间灰关联的雷达辐射源识别新方法[J]. 火力与指挥控制, 2013, 38(7): 20–23.
Liu Kai, Wang Jie-gui, and Li Jun-wu. A new method based on interval grey association for radar emitter recognition[J]. *Fire Control & Command Control*, 2013, 38(7): 20–23.

[6] 关欣, 孙贵东, 郭强, 等. 基于区间数和证据理论的雷达辐射源参数识别[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(7): 1269–1274.
Guan Xin, Sun Gui-dong, Guo Qiang, *et al*.. Radar emitter parameter recognition based on interval number and evidence theory[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(7): 1269–1274.

[7] 徐志军, 陈志伟, 王金明, 等. 基于功放特性的辐射源识别的改进方法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2013, 33(6): 54–58.
Xu Zhi-jun, Chen Zhi-wei, Wang Jin-ming, *et al*.. An improved method for emitter identification based on character of power amplifier[J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications* (*Natural Science*), 2013, 33(6): 54–58.

[8] 公绪华, 袁振涛, 谭怀英. 基于 GMM 和神经网络的辐射源识别方法[J]. 雷达科学与技术, 2014, 12(5): 482–486.
Gong Xu-hua, Yuan Zhen-tao, and Tan Huai-ying. The methods based on the GMM and neural network for recognition of emitters[J]. *Radar Science and Technology*, 2014, 12(5): 482–486.

[9] 刘海军, 柳征, 姜文利, 等. 一种基于云模型的辐射源识别方法[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(9): 2079–2083.
Liu Hai-jun, Liu Zheng, Jiang Wen-li, *et al*.. A method for emitter recognition based on cloud model[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(9): 2079–2083.

[10] 付耀文, 杨威, 庄钊文. 证据建模研究综述[J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(6): 1160–1167.
Fu Yao-wen, Yang Wei, and Zhuang Zhao-wen. Review on evidence modeling[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(6): 1160–1167.

[11] Smarandache F and Dezert J. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion[M]. Vol. 3, Rehoboth, USA: American Research Press, 2009: 54–58.

[12] Wang Guo-yin, Xu Chang-lin, and Li De-yi. Generic normal cloud model[J]. *Information Sciences*, 2014, 280: 1–15.

[13] 秦丽, 李兵. 一种基于云模型的不确定性数据的建模与分类方法[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 233–240.
Qin Li and Li Bing. Novel method of uncertain data modeling and classification based on cloud model[J]. *Computer Science*, 2014, 41(8): 233–240.

[14] 徐晓滨, 文成林, 刘荣利. 基于随机集理论的多源信息统一表示与建模方法[J]. 电子学报, 2008, 36(6): 1174–1181.
Xu Xiao-bin, Wen Cheng-lin, and Liu Rong-li. The unified method of describing and modeling multisource information based on random set theory[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(6): 1174–1181.

[15] 彭冬亮, 文成林, 徐晓滨, 等. 随机集理论及其在信息融合中的应用[J]. 电子与信息学报, 2006, 28(11): 2199–2204.
Peng Dong-liang, Wen Cheng-lin, Xu Xiao-bin, *et al*.. Random set and its application[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2006, 28(11): 2199–2204.

[16] 李新德, 杨伟东, 吴雪建, 等. 一种快速分层递阶 DSmT 近似推理融合方法(B)[J]. 电子学报, 2011, 3(s1): 31–36.
Li Xin-de, Yang Wei-dong, Wu Xue-jian, *et al*.. A fast approximate reasoning method in hierarchical DSmT(B)[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 3(s1): 31–36.

郭　强：　男，1986 年生，博士生，研究方向为信息融合、辐射源识别、态势评估、DSmT、证据网络.

何　友：　男，1956 年生，博士，教授，中国工程院院士，研究方向为信息融合等.